基于高光谱反射特征的荒漠类型可分性评价

刘志飞[1]， 杨雪梅[2,3]， 王景瑞[3,4]， 黄轲盼[1]， 徐浩杰[1,5]

（1. 兰州大学草种创新与草地农业生态系统全国重点实验室，农业农村部草牧业创新重点实验室，草地农业教育部工程研究中心，草地农业科技学院，甘肃 兰州 730020；2. 兰州文理学院旅游学院，甘肃 兰州 730010；3. 甘肃省治沙研究所，甘肃 兰州 730070；4. 兰州大学资源环境学院，甘肃 兰州 730000；5. 兰州大学寒旱区生态环境遥感研究中心，甘肃 兰州 730000）

摘 要：本研究采用裸土高光谱反射曲线细节所提取的特征变量评价不同荒漠类型可分性，选择石羊河下游盐漠、砾漠、泥漠和沙漠为研究对象，运用累积差值、一阶微分、包络线去除、植被指数计算、主成分分析法等，辨别不同荒漠类型的高光谱反射特征，提取关键分类变量，量化不同荒漠类型区分度。结果表明：（1）各荒漠类型在446~600 nm和2150~2285 nm处存在差异明显的吸收谷。（2）Carter指数1、绿度指数（GI）、绿色归一化植被指数（GNDVIh2）等在不同荒漠类型间存在显著差异。（3）改进叶绿素吸收指数（MCARI）、土壤调整植被指数（SAVI）、2265 nm与1790~1810 nm反射率在主成分指标构建中的权重值较大。（4）各荒漠类型区分度：沙漠&盐漠>沙漠&泥漠>泥漠&盐漠>砾漠&盐漠>沙漠&砾漠>泥漠&砾漠。研究结果可为西北干旱区荒漠遥感监测提供地面验证和数据支持。

关键词：荒漠土壤；高光谱特征波段；特征提取；主成分分析；类别可分性

荒漠分类是理解和管理干旱与半干旱生态系统的主要内容，也是荒漠土壤资源评价的重要基础[1]。荒漠的显著特征是腐殖质含量低、石灰含量高、植被分布稀少。传统的荒漠分类基于荒漠景观异质性（地貌类型、海拔、植被等）和土壤理化性质差异（质地、盐分、有机质等）[2]，采用野外调查采样和实验室分析，耗时耗力，难以大范围快速进行。由于土壤属性影响地表反射率，基于高光谱数据可定量反演土壤表层的理化性质，如含盐量、含水量、有机碳、重金属等[3-6]。各土壤类型的表土理化性质不同，这使得光谱遥感技术在土壤分类领域具有应用潜力。

早期的土壤光谱分类以定性区分为主。如戴昌达[7]将我国23种主要土类的光谱曲线依据形态分为平直、缓斜、陡坎和波浪形四类。随着光谱探测技术的进步，土壤光谱分类开始转向定量分析。基于反射光谱特性的土壤分类研究多集中于分类变量提取和分类方法探讨。在提取分类变量时，一种是选择原始特征波段区间、经数学变换后的特征参量以及光谱指数等；另一种则是提取光谱信息的主成分。例如，黄应丰等[8]将10个原始波段区间作为分类变量用于华南地区诊断层土壤分类。刘焕军等[9]使用经包络线去除后的光谱曲线提取吸收谷深度、面积等特征参数，并将其用于东北区域土壤类型区分。陈芳等[10]定性分析民勤县不同荒漠类型的一阶微分光谱曲线。刘春晓等[11]将湿度指数、归一化水体指数等光谱指数用于甘肃省土壤遥感分类。Lu等[12]选择与土壤有机质含量相关性较高的12个波段所构建的主成分充当东北平原的土壤分类变量。此外，无监督和有监督为主流的土壤遥感分类方法，无监督分类主要有K均值聚类和决策树[9]，监督分类包括支持向量机（Support Vector Machine，SVM）和人工神经网络（Artificial Neural Network，ANN）等。例如，Kovacevic等[13]使用SVM进行塞尔维亚东部的土壤分类。Pham等[14]采用ANN对越南沿海公路建设项目中采集的土壤样品进行分

收稿日期：2024-08-14； **修订日期：**2024-10-21
基金项目：国家重点研发计划（2020YFA0608401）；国家自然科学基金（32060373）；甘肃省自然科学基金项目（22JR5RA766，23JRRA1048）；中央高校基本科研业务费专项资金（lzujbky-2022-27）
作者简介：刘志飞（2001-），男，硕士研究生，主要从事干旱区生态环境遥感监测. E-mail: liuzhf2023@lzu.edu.cn
通讯作者：徐浩杰. E-mail: xuhaojie@lzu.edu.cn

类。刘焕军等[15]通过反向传播神经网络(Back Propagation, BP)进行松嫩平原主要土壤的分类研究。然而,土壤分类模型的效果在很大程度上取决于输入变量,如刘焕军等[16]认为将包络线去除后的土壤光谱特征输入模型后其分类精度优于一阶微分主成分,后者在各土壤类型下的差异不明显。

我国荒漠主要分布在西北干旱半干旱区,该地区气候干燥、降水稀少、蒸发强烈、生物缺乏,景观独特。以往研究较少关注土壤颜色、有机质、氧化铁和黏粒含量等对不同荒漠类型表层土壤光谱反射率的影响。此外,荒漠地区的地物光谱分类多针对植物,对土壤光谱缺乏精细化研究。例如,曹晓明等[17]认为550、570、690、710、730、750、930、950、970、1130、1170、1350 nm可以作为荒漠植物识别的最佳波段。陈政融等[18]发现720~1000 nm光谱反射率对植被盖度的变化最敏感。陈芳等[10]发现三种荒漠类型的光谱反射率大小不同,在350~2500 nm区间整体表现为土质戈壁>砾质戈壁>流沙地,但未探讨各荒漠类型的光谱特征。本文基于典型干旱内陆河流域下游主要荒漠类型(盐漠、砾漠、泥漠和沙漠)的野外实测高光谱数据,通过累积差值、一阶微分、包络线去除与指数计算等多种光谱分析方法获取特征参量,然后使用相关系数矩阵筛选出关键变量,最后通过主成分分析评价荒漠类型的可分性和分类变量的重要性。该研究通过探寻不同荒漠类型的高光谱特征波段和光谱指数,为荒漠化遥感监测、地表类型划分等提供数据支持,服务于荒漠化分类防治。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

民勤县位于河西走廊东北部、石羊河流域下游,地处38°3′45″~39°27′37″N,101°49′41″~104°12′10″E,平均海拔1400 m,东西长206 km,南北宽156 km,总面积1.58×10^4 km^2(图1)。全境属于温带大陆性气候,年均温8.8 ℃,夏热冬寒,平均气温年较差31.8 ℃,昼夜温差大,为14.3 ℃。全年日照充足,风沙多,年降雨量少且蒸散量大。年平均降水日数79 d,降水主要集中于6—9月,年主导风向为西北风,平均风速1.6~2.0 m·s^{-1}。植被类型属荒漠草原,主要植物有红砂、柽柳、梭梭、花棒、沙生冰草、麻黄、泡泡刺、骆驼蓬、猪毛菜等。作为典型的温带内陆干旱区,主要的荒漠类型有盐漠、砾漠、泥漠和沙漠等,野外光谱采样点位见图1。

1.2 荒漠分类

基于已有的研究成果[2,10],结合实地调研,以研究区主要的4种荒漠类型为对象开展相关研究(表1)。

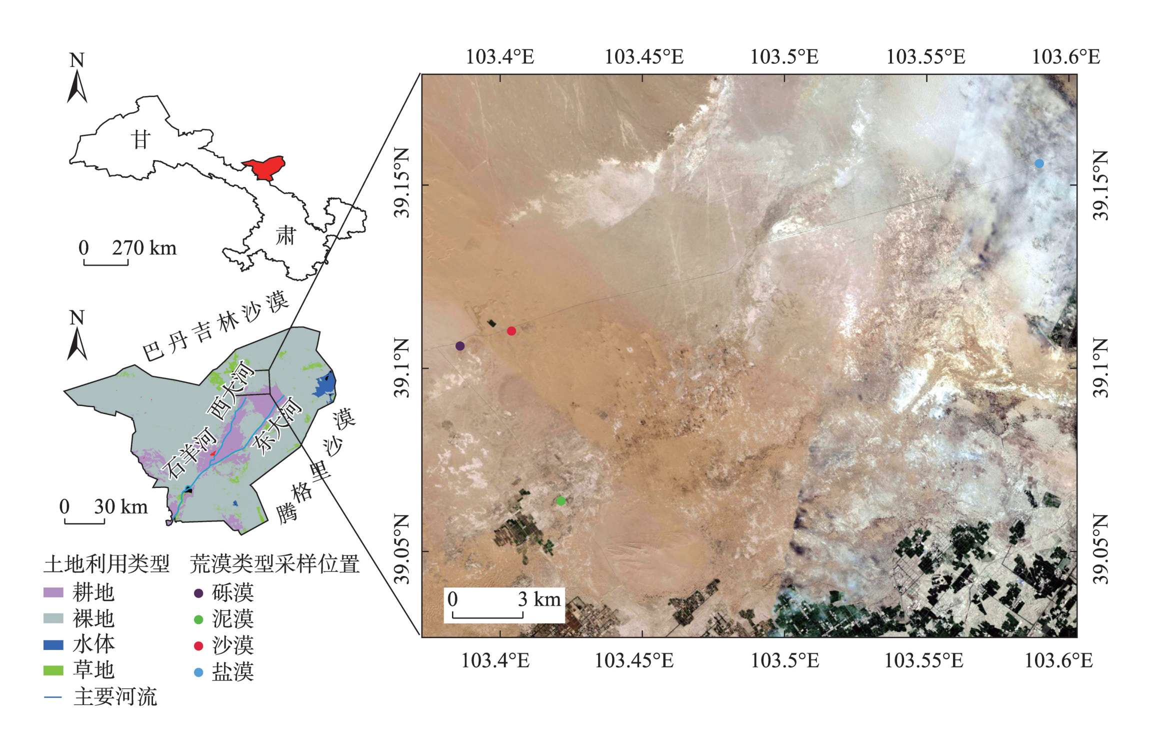


图1 研究区地理位置及其光谱采样点的空间分布

Fig. 1 Geographic location of the study area and the spatial distribution of spectral sampling sites

表1　民勤县荒漠分类

Tab. 1　Desert classification in Minqin County

荒漠类型	植被类型	物质组成	样地局部照片
砾漠	猪毛蒿、红砂、盐爪爪、驼蹄瓣、茴香、白刺	砾石、卵石、粗砂粒	
泥漠	细叶骆驼蓬	细砂粒、粉粒、黏粒	
沙漠	沙米、雾冰藜、驼蹄瓣、砂蓝刺头、猪毛蒿	中砂粒	
盐漠	驼蹄瓣、碱蓬、猪毛蒿、芦苇、白刺、盐爪爪、黑果枸杞	细砂粒、黏粒	

1.3　数据采集

采用SR-8800手持式多功能全波段地物光谱仪,光谱范围350~2500 nm,光谱分辨率为1 nm。在2023年8月进行测量,选择晴朗、无云、光照好、风力较小的天气,探头视场角25°,探头垂直向下与测量物保持1 m左右的距离。

选择地势平坦、有代表性的100 m×100 m的不同荒漠类型样地4个,样地景观如表1中的照片所示。每个样地随机选取2 m×2 m的裸土样方10个。对地物光谱仪进行白板校正后,每个样方以十字采样法重复测量5次反射光谱值,单次采样面积为0.1544 m^2。在剔除3倍标准差外的异常值后,最终用于分析的反射光谱曲线在砾漠、泥漠、盐漠各49条,沙漠50条。

1.4　数据处理与分析

1.4.1　光谱曲线平滑　采用九点加权移动平滑法,即用第n波长前后共9点反射率的加权平均值替代原始值,计算公式如下:

$$R'_n = 0.04R_{n-4} + 0.08R_{n-3} + 0.12R_{n-2} + 0.16R_{n-1} + 0.20R_n + 0.16R_{n+1} + 0.12R_{n+2} + 0.08R_{n+3} + 0.04R_{n+4} \quad (1)$$

1.4.2　噪声波段剔除　为了排除水汽及CO_2吸收对特定波段反射率的强烈影响[18-20],选取400~1350 nm、1416~1820 nm、1991~2434 nm波段用于后续分析。

1.4.3　累积差值　对某一荒漠类型和其余3类的光谱反射率的差值进行求和,将求和曲线峰周围波段区间作为该荒漠类型的特征波段,并求各荒漠类型共同的特征波段。

1.4.4　一阶微分　光谱曲线高阶微分可快速确定斜率变化最大和反射率极值位置[21],削弱光谱背景噪声并增强特定位置的光谱响应差异。鉴于一阶微分光谱曲线噪声随波长增大而增大[10],首先对原始光谱进行一阶求导,随后进行Savitzky-Golay滤波平滑(窗口点数30,二阶多项式拟合),提取特征峰处的反射率。采用投票法提取特征峰波长,即以某一波长为中心的5 nm范围内,若有3种荒漠类型为峰态,则该波长作为分类变量。

$$R'_{\lambda_i} = \frac{R_{\lambda_{i+1}} - R_{\lambda_i}}{\Delta\lambda_i} \quad (2)$$

式中:R'_{λ_i}表示λ_i波长处的一阶微分光谱;$R_{\lambda_{i+1}}$和R_{λ_i}分别表示λ_{i+1}和λ_i波长处的反射率;$\Delta\lambda_i$表示λ_{i+1}和λ_i波长差值。

1.4.5　包络线去除　包络线去除能有效突出光谱曲线的吸收和反射特征,并将其归一化到统一的光谱

背景[22-23]。该方法根据原始光谱曲线峰值所在波长划分波段，将波段两个端点定义为吸收的起点和终点，起点和终点的连线称为包络线，每个波长处的反射率与包络线值的比值为该波长处的包络线去除值。其公式为：

$$k=\frac{R_{\lambda_{end}}-R_{\lambda_{start}}}{\lambda_{end}-\lambda_{start}} \tag{3}$$

$$NR_{\lambda_i}=R_{\lambda_{start}}+k\times(\lambda_i-\lambda_{start}) \tag{4}$$

$$CR_{\lambda_i}=\frac{R_{\lambda_i}}{NR_{\lambda_i}} \tag{5}$$

式中：$R_{\lambda_{start}}$ 和 $R_{\lambda_{end}}$ 分别表示波段开始和结束点处的反射率；λ_{start} 和 λ_{end} 分别表示起点和终点处的波长；k 表示连接两个峰值的直线斜率，即包络线斜率；R_{λ_i} 和 NR_{λ_i} 分别表示 λ_i 波长处的反射率和包络线值；CR_{λ_i} 表示 λ_i 波长处的包络线去除值。该计算通过ENVI Classic 5.6实现。

基于包络线去除后的光谱曲线，可提取吸收谷深度和面积。吸收谷深度表示在某一波段吸收范围内，反射率最低点到归一化包络线的距离。吸收谷面积的计算公式如下：

$$A_m=\sum_{n}^{N}(1-CR_{\lambda_i}) \tag{6}$$

$$N=\lambda_{right}-\lambda_{left} \tag{7}$$

式中：A_m 表示第 m 个吸收谷面积；N 为吸收谷包含的边界个数；λ_{left} 和 λ_{right} 分别表示吸收谷边界的波长。

1.4.6 光谱指数计算 本研究整理出36种常用的高光谱植被指数（表2），其计算方法参照光谱指数数据库网站（https://www.indexdatabase.de/）。通过方差分析衡量每种光谱指数在不同荒漠类型间的差异，选出组间差异显著的光谱指数，并确定其取值范围。

表2 高光谱植被指数及其计算公式

Tab. 2 Hyperspectral vegetation indices and their formulas

光谱指数全称	缩写	中文名称	计算公式
Carter Index 1	Ctr1	Carter指数1	$\frac{R_{695}}{R_{420}}$
Carter Index 2	Ctr2	Carter指数2	$\frac{R_{695}}{R_{760}}$
Enhanced Vegetation Index	EVI	增强型植被指数	$\frac{2.5(R_{800}-R_{670})}{R_{800}+6R_{670}-7.5R_{450}+1}$
Greenness Index	GI	绿度指数	$\frac{R_{554}}{R_{677}}$
Green NDVI hyper 2	GNDVIh2	绿色归一化差值植被指数	$\frac{R_{801}-R_{550}}{R_{801}+R_{550}}$
Gitelson-Merzlyak Index	GMI	Gitelson-Merzlyak指数	$\frac{R_{750}}{R_{700}}$
hyperspectral NDVI	hNDVI	高光谱归一化差值植被指数	$\frac{R_{900}-R_{685}}{R_{900}+R_{685}}$
Renormalized Difference Vegetation Index	RNDVI	仿归一化差值植被指数	$\frac{R_{842}-R_{740}}{R_{842}+R_{740}}$
Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index	MCARI	改进叶绿素吸收指数	$(R_{700}-R_{670})-0.2(R_{700}-R_{550})\frac{R_{700}}{R_{670}}$
Normalized Difference Index 1	NDI1	归一化差值指数1	$\frac{R_{800}-R_{680}}{R_{800}+R_{680}}$
Normalized Difference Index 2	NDI2	归一化差值指数2	$\frac{R_{570}-R_{539}}{R_{570}+R_{539}}$
Normalized Difference Index 3	NDI3	归一化差值指数3	$\frac{R_{550}-R_{531}}{R_{550}+R_{531}}$
Normalized Difference Index 4	NDI4	归一化差值指数4	$\frac{R_{750}-R_{705}}{R_{750}+R_{705}}$
Normalized Difference Index 5	NDI5	归一化差值指数5	$\frac{R_{750}-R_{715}}{R_{715}-R_{670}}$
Normalized Difference Chlorophyll	NDchl	归一化差异叶绿素指数	$\frac{R_{935}-R_{705}}{R_{935}+R_{705}}$
Photochemical Reflectance Index	PRI	光化学反射指数	$\frac{R_{531}-R_{570}}{R_{531}+R_{570}}$
Pigment Specific Normalized Difference	PSND	色素归一化差异指数	$\frac{R_{810}-R_{674}}{R_{810}+R_{674}}$

续表

光谱指数全称	缩写	中文名称	计算公式
Structure Intensive Pigment Index	SIPI	结构强度色素指数	$\frac{R_{800}-R_{450}}{R_{800}+R_{650}}$
Soil Adjusted Vegetation Index	SAVI	土壤调节植被指数	$\frac{(1+0.15)(R_{800}-R_{670})}{(R_{800}+R_{670}+0.15)}$
Optimized Soil Adjusted Vegetation Index	OSAVI	优化土壤调节植被指数	$\frac{(1+0.16)(R_{800}-R_{670})}{R_{800}+R_{670}+0.16}$
Reflectance at the inflexion point	Rre	红边位置指数	$\frac{R_{670}-R_{780}}{2}$
Pigment Specific Simple Ratio (Cholophyll a)	PSSRa	色素简单比值指数(叶绿素a)	$\frac{R_{800}}{R_{680}}$
Pigment Specific Simple Ratio (Cholophyll b)	PSSRb	色素简单比值指数(叶绿素b)	$\frac{R_{800}}{R_{635}}$
Simple Ratio Index 1	SR1	简单比值指数1	$\frac{R_{810}}{R_{674}}$
Simple Ratio Index 2	SR2	简单比值指数2	$\frac{R_{774}}{R_{677}}$
Simple Ratio Index 3	SR3	简单比值指数3	$\frac{R_{710}}{R_{760}}$
Simple Ratio Index 4	SR4	简单比值指数4	$\frac{R_{850}}{R_{710}}$
Simple Ratio Index 5	SR5	简单比值指数5	$\frac{R_{750}}{R_{710}}$
Simple Ratio Index 6	SR6	简单比值指数6	$\frac{R_{850}}{R_{715}}$
Simple Ratio Index 7	SR7	简单比值指数7	$\frac{R_{900}}{R_{680}}$
Simple Ratio Index 8	SR8	简单比值指数8	$\frac{R_{715}}{R_{550}}$
Vogelmann Red Edge Index 1	VOG1	Vogelmann红边指数1	$\frac{R_{740}}{R_{720}}$
Vogelmann Red Edge Index 2	VOG2	Vogelmann红边指数2	$\frac{R_{734}-R_{747}}{R_{715}+R_{726}}$
Vogelmann Red Edge Index 3	VOG3	Vogelmann红边指数3	$\frac{R_{734}-R_{747}}{R_{715}+R_{720}}$
Water Band Index	WBI	水带指数	$\frac{R_{950}}{R_{900}}$
Water Index	WI	水体指数	$\frac{R_{900}}{R_{970}}$

注:R_{695}表示695 nm波长处的反射率,其他以此类推。

1.4.7 共线性诊断 多重共线性是指各变量间存在一定程度的相关性。适度的变量共线性可以忽略,而高度共线性会影响变量重要性评判。为了避免分类变量高度共线性影响主成分变量重要性评价结果,本研究通过构建Pearson相关系数矩阵,分析两两变量间的相关性,仅保留彼此之间相关性较弱的变量。

1.4.8 主成分分析 主成分分析(Principal Component Analysis,PCA)是基于数学降维的多元统计方法,在尽可能保留原始变量信息的基础上,将多个存在相关性的变量以线性变换方式转化为少量相关性较低的综合指标(即主成分)来解释多变量的方差-协方差结构关系[24]。每个主成分都包含原始变量的信息,但不同变量对主成分的影响有强有弱,通过计算主成分中各变量线性组合系数,有利于量化变量对主成分的影响及解释主成分构成。一般来说,当适宜性检验值(KMO)大于0.7时,数据适合进行主成分分析。同时,主成分的特征值大于1且方差解释度超过85%是其具有代表性的必要条件。主成分计算公式如下:

$$F_i = b_{i,1}x_1 + b_{i,2}x_2 + b_{i,3}x_3 + \cdots + b_{i,j}x_j \quad (8)$$

式中:F_i代表第i个主成分;$b_{i,j}$表示变量x_j在第i个主成分的线性组合系数。

通过SPSS 26.0获取旋转后的载荷系数矩阵,除

以对应特征根的平方根，得到线性组合系数矩阵，将绝对值矩阵与方差解释率相乘，其累加后除以累计方差解释率，获得综合得分系数矩阵，总和归一化后得到各指标权重值。评价变量的影响程度取决于权重值的大小，权重值越大影响越强。本研究以各荒漠类型采样点的主成分坐标绘制得分图，以95%置信椭圆的分离程度和质心距离评价可分性。

本研究的技术路线图见图2。

2 结果与分析

2.1 荒漠光谱反射特性

各荒漠类型光谱曲线的波动基本一致(图3)。在400~1350 nm和1416~1820 nm两个波段范围，所有荒漠类型反射率总体呈上升趋势，特别是在可见

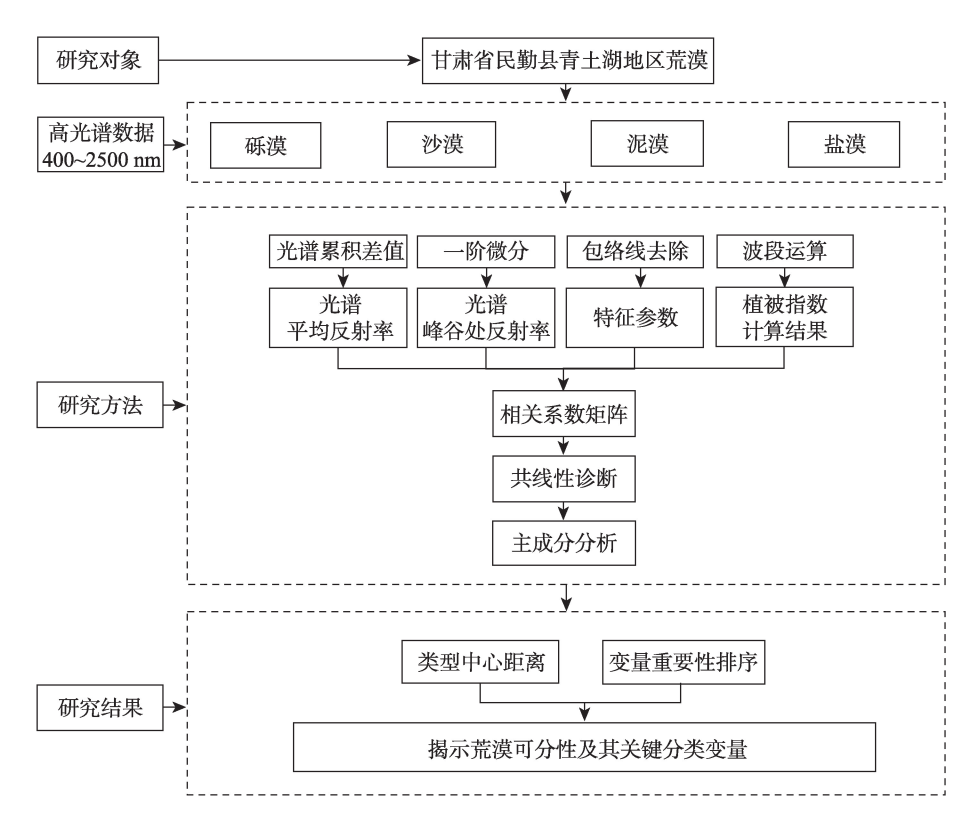


图2 技术路线图

Fig. 2 Technical flowchart of the study

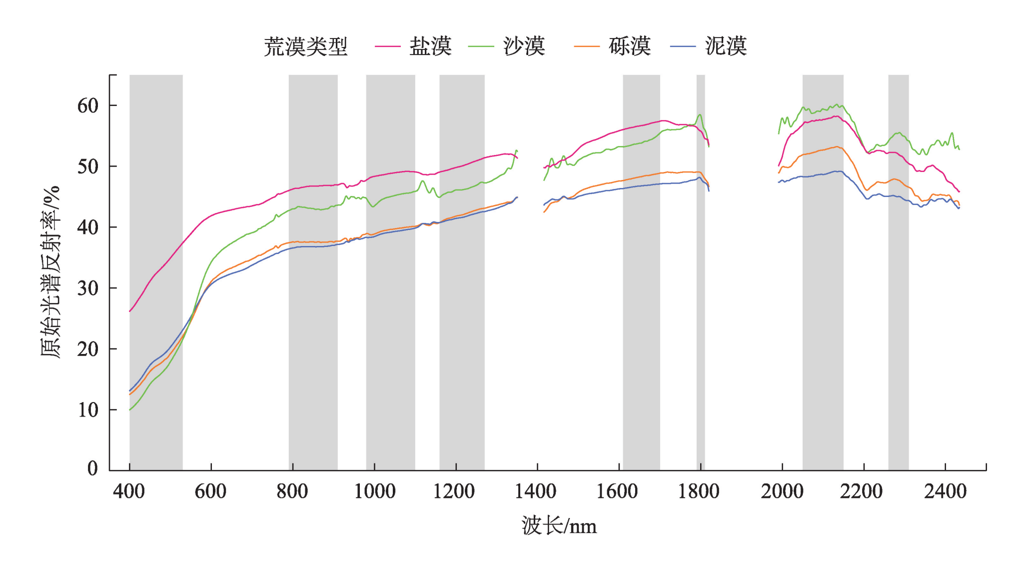


图3 4种荒漠类型反射光谱曲线

Fig. 3 Reflectance spectrum of 4 desert types

光波段(400~700 nm),该上升趋势更加明显。在可见光波段,尽管盐漠反射率增长慢于其他三类荒漠,但其反射率始终最高,而另外三类荒漠光谱曲线彼此接近。在近红外波段(700~1350 nm),沙漠光谱曲线逐渐向盐漠靠近,光谱反射率为:盐漠>沙漠>砾漠>泥漠。在短波红外1区段(1400~1800 nm),盐漠与沙漠、砾漠与泥漠的光谱曲线相距较近,但这两组之间的反射率差异较大,差值在0.05左右。在短波红外2区段(2000~2500 nm),各荒漠类型光谱曲线的波动大于之前的波段,波峰波谷位置较一致,但其光谱反射率为:沙漠>盐漠>砾漠>泥漠。

除盐漠外的其余荒漠类型反射率累积差介于0.2~0.3,盐漠的反射率累积差在430~530 nm高于其他3类,达到0.4以上(图4d)。表3为各荒漠类型反射率累积差较大的波段,在图4中以灰色柱显示。基于以上结果,选出400~530、790~910、980~1100、1160~1270、1610~1700、1790~1810、2050~2150、2260~2310 nm共8个波段(图3中的灰色柱)。

表3　不同荒漠类型反射率累积差较大的波段区间

Tab. 3　Band intervals with large cumulative differences between desert types

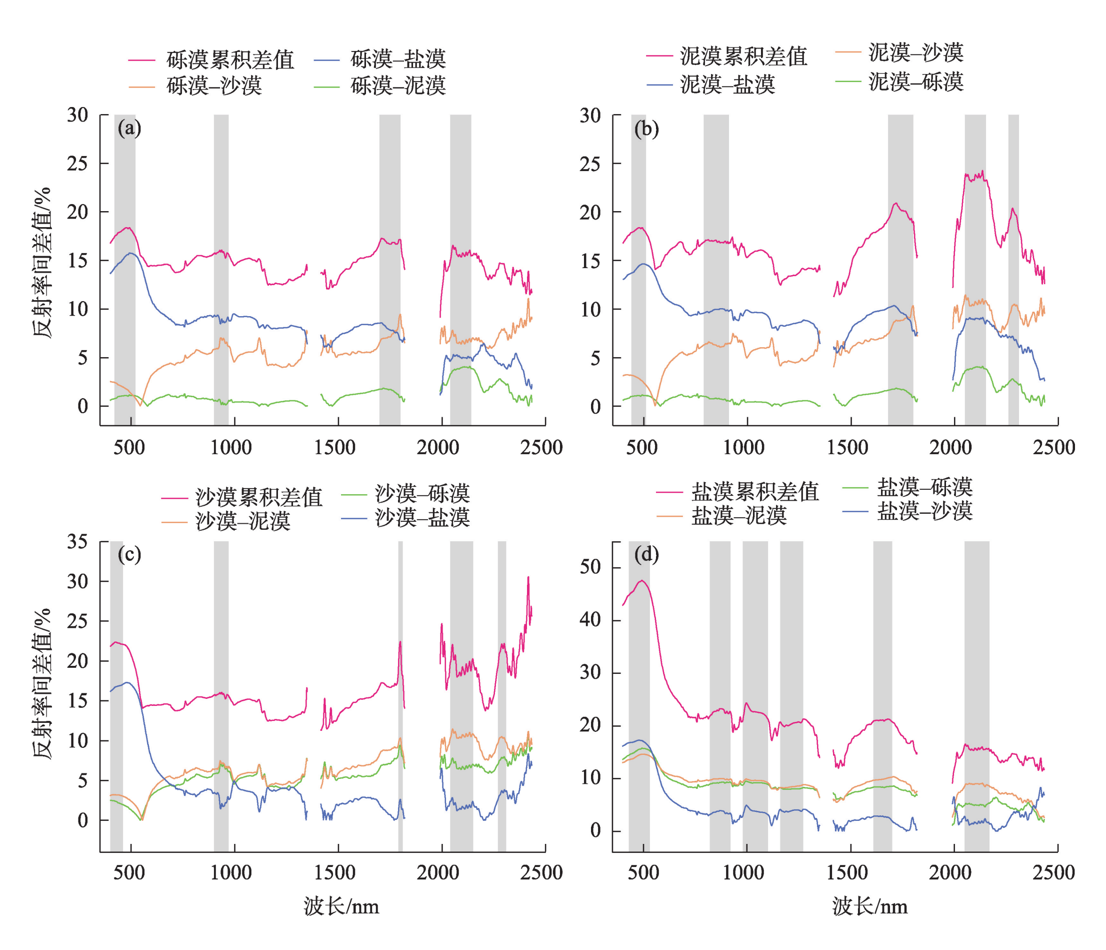
荒漠类型	波段范围/nm
砾漠	420~520、900~970、1700~1800、2040~2140
泥漠	440~510、790~910、1680~1800、2050~2150、2260~2310
沙漠	400~460、900~970、1790~1810、2040~2150、2270~2310
盐漠	430~530、820~920、980~1100、1160~1270、1610~1700、2050~2170

2.2　一阶微分光谱特征

各荒漠类型一阶微分光谱曲线在全波段内起伏较大(图5)。除在可见光存在两个较宽的峰外,其他波段的峰都较窄,且沙漠峰比其他三类荒漠明显。图5中的灰色竖线表示辨识出的特征波长,分别为440、565、985、1110、1126、1153、1170、1443、1455、1474、1495、1790、2190、2220 nm和2265 nm共15个。

2.3　光谱吸收特征

包络线去除后的光谱曲线放大了原始光谱曲



注:"砾漠–泥漠"表示砾漠与泥漠光谱曲线差值,其他表示含义类似。

图4　不同荒漠类型间的光谱反射率累积差

Fig. 4　Cumulative difference of spectral reflectance within deserts

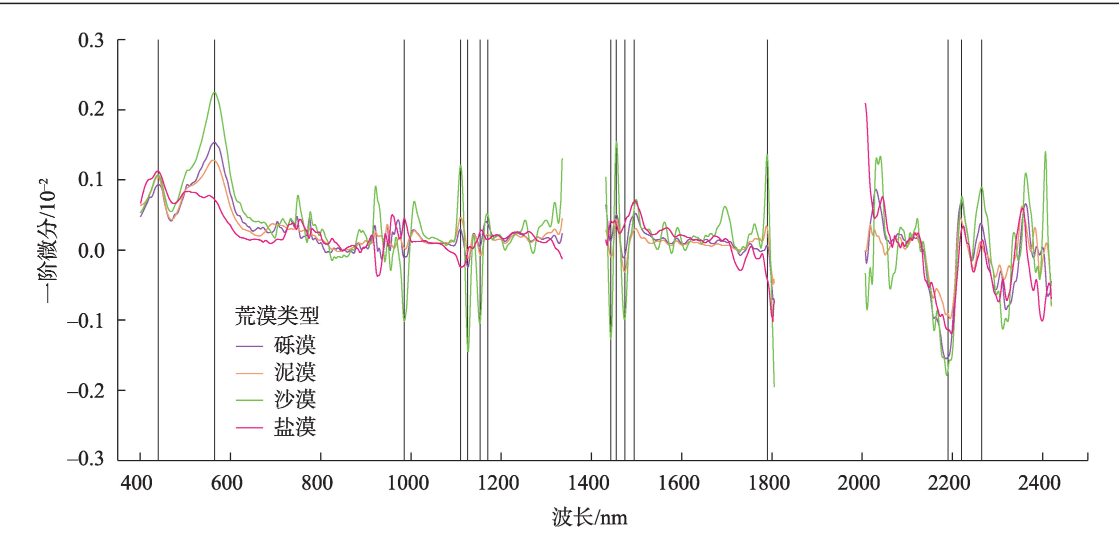


图5 不同荒漠类型一阶微分光谱曲线

Fig. 5 First-order differential spectrum for different deserts

线间的差异(图6)。在大多数区段中,沙漠的光谱曲线与其他荒漠类型的差异明显,而其余三类荒漠的光谱曲线则差异较小。在可见光(446~600 nm)和近红外末端(2150~2285 nm),4条曲线分离度较好(图6中的灰色柱)。因此,提取这两处的吸收谷面积和深度作为分类变量。

2.4 光谱植被指数分析

在所有指数中,Ctr1、GI、GNDVIh2、MCARI、hD-NVI、NDchl、OSAVI、PRI、NDI3、NDI2、PSSRa、SR1、PSND、Rre、SAVI、SIPI、SR3、SR8、VOG3、VOG2、WBI共21种指数在各荒漠类型间存在显著差异。以平均值加减2倍标准差为区间,Ctr1、GI、GNDVIh2、PRI、NDI2、NDI3、SIPI、SR8这8种指数的变化区间在各荒漠类型间不重叠(表4)。

2.5 光谱主成分分析

2.5.1 变量共线性诊断 基于之前的多种光谱分析方法共筛选出48个特征参量,构建PCCs热力图矩阵,最终保留29个两两相关性较弱变量(图7)。

2.5.2 分类变量重要性排序 将基于PCCs热力图矩阵筛选出的29个变量纳入主成分分析后发现,KMO值为0.88,特征根大于1的主成分有3个,由于前两个主成分方差解释度达到90.22%,因而仅提取前两个主成分。

第一和第二主成分可分别解释47.75%和42.47%的变量信息。由表5可知,对第一主成分影响较大的变量有Ctr1、NDI3、GNDVIh2、SIPI、446~

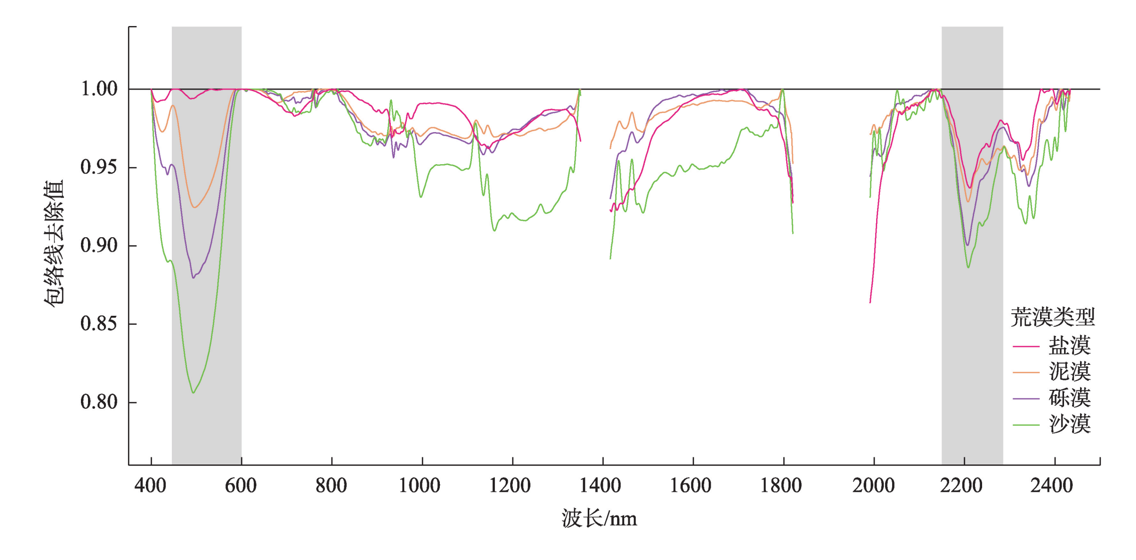


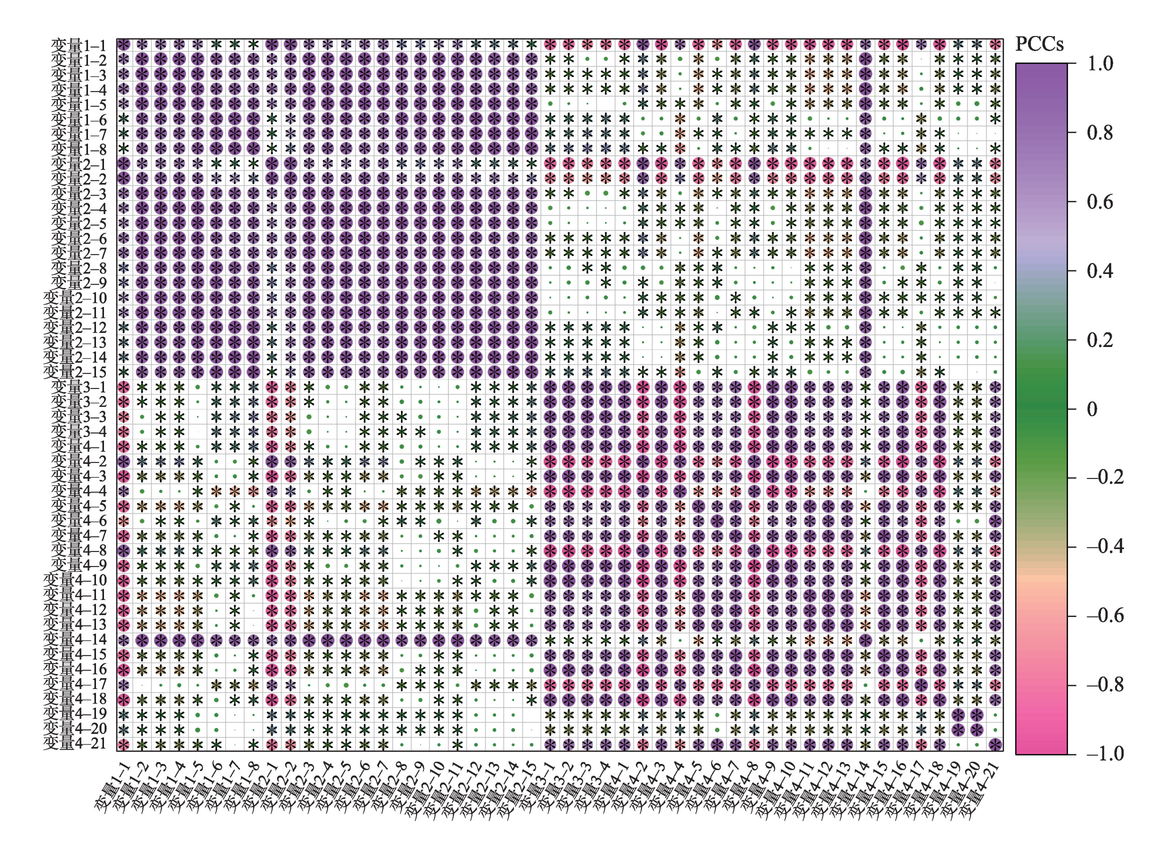
图6 经包络线去除后的不同荒漠类型光谱曲线

Fig. 6 Continuum-removed spectrum for different deserts

表4 8种光谱植被指数在不同荒漠类型的变化区间

Tab. 4 Intervals of variation of 8 spectral vegetation indices across desert types

高光谱植被指数	荒漠类型			
	砾漠	泥漠	沙漠	盐漠
Ctr1	2.418~2.623	2.232~2.401	3.242~3.662	1.444~1.667
GI	0.727~0.746	0.770~0.793	0.655~0.683	0.887~0.928
GNDVIh2	0.198~0.221	0.173~0.193	0.251~0.282	0.069~0.104
PRI	−0.112~−0.103	−0.094~−0.086	−0.157~−0.139	−0.045~−0.031
NDI2	0.083~0.091	0.070~0.076	0.114~0.128	0.024~0.035
NDI3	0.049~0.053	0.041~0.045	0.065~0.073	0.016~0.022
SIPI	0.289~0.311	0.269~0.289	0.346~0.370	0.144~0.195
SR8	1.413~1.462	1.333~1.382	1.546~1.639	1.092~1.154



注:*表示*P*值在0.1水平下,两变量存在显著相关性。变量1-1至1-8表示2.1节筛选的8个波段;变量2-1到变量2-15表示2.2节筛选的15个波长;变量3-1:446~600 nm吸收谷深度;变量3-2:446~600 nm吸收谷面积;变量3-3:2150~2285 nm吸收谷深度;变量3-4:2150~2285 nm吸收谷面积;变量4-1至变量4-21为2.4节中的21种光谱植被指数,其顺序与该节所列顺序对应。

图7 分类变量相关系数热力图

Fig. 7 Heat map displaying correlation coefficients of categorical variables

600 nm吸收谷深度、446~600 nm吸收谷面积等,这些变量指示可见光信息。对主成分二影响较大的变量有1474、1455、4790、1495、2190、2220 nm处反射率等,主要分布在近红外波段。改进叶绿素吸收指数(MCARI)、土壤调整植被指数(SAVI)、2265 nm与1790~1810 nm处反射率等在主成分分析中有较大权重(表5)。

主成分得分图显示(图8a),盐漠和沙漠样本点分布零散,95%置信椭圆面积分别为2.699和3.123,两椭圆相距较远。砾漠和泥漠样本点分布较为集中,95%置信椭圆面积分别为0.937和1.041,椭圆重叠区面积为0.463,重叠度约50%。盐漠和沙漠的置信椭圆面积大于砾漠和泥漠,表明前者所有采样点的变量特征差异大于后者。主成分

表5 29个分类变量在主成分中的线性组合系数和权重值排名

Tab. 5 Ranking of linear combination coefficients and weight values for 29 categorical variables in principal components analysis

变量编号	含义	主成分一线性组合系数	主成分二线性组合系数	权重值	排名
变量1-5	1610~1700 nm平均反射率	−0.044	0.278	0.0366	8
变量1-6	1790~1810 nm平均反射率	0.053	0.278	0.0376	4
变量1-7	2050~2150 nm平均反射率	0.045	0.272	0.0360	12
变量2-4	1110 nm处反射率	−0.040	0.277	0.0359	13
变量2-5	1126 nm处反射率	−0.031	0.278	0.0348	17
变量2-8	1443 nm处反射率	0.009	0.279	0.0322	24
变量2-9	1455 nm处反射率	0.001	0.282	0.0315	26
变量2-10	1474 nm处反射率	−0.013	0.283	0.0331	23
变量2-11	1495 nm处反射率	−0.035	0.281	0.0357	16
变量2-12	4790 nm处反射率	0.037	0.281	0.0360	10
变量2-13	2190 nm处反射率	0.020	0.280	0.0337	21
变量2-14	2220 nm处反射率	0.020	0.279	0.0336	22
变量2-15	2265 nm处反射率	0.058	0.272	0.0376	3
变量3-1	446~600 nm吸收谷深度	0.261	0.014	0.0343	19
变量3-2	446~600 nm吸收谷面积	0.260	0.029	0.0358	15
变量3-3	2150~2285 nm吸收谷深度	0.240	0.038	0.0344	18
变量3-4	2150~2285 nm吸收谷面积	0.250	0.041	0.0360	11
变量4-1	Ctr1	0.264	0.025	0.0359	14
变量4-3	GNDVIh2	0.263	−0.030	0.0364	9
变量4-4	MCARI	−0.238	−0.091	0.0400	1
变量4-6	NDchl	0.217	0.028	0.0304	27
变量4-7	OSAVI	0.250	−0.056	0.0376	5
变量4-9	NDI3	0.264	−0.010	0.0342	20
变量4-15	SAVI	0.250	−0.057	0.0377	2
变量4-16	SIPI	0.262	−0.039	0.0373	6
变量4-17	SR3	−0.252	−0.047	0.0369	7
变量4-19	VOG3	−0.177	−0.013	0.0237	28
变量4-20	VOG2	−0.177	−0.014	0.0237	29
变量4-21	WBI	0.232	−0.022	0.0316	25

一可从4种荒漠类型中有效分离出盐漠和沙漠，主成分二可将4种荒漠类型分为2组，一组是盐漠和沙漠，另一组是泥漠和砾漠，但难以进行组内区分。椭圆质心距离矩阵指示两两类型间的可分性（图8b），沙漠&盐漠（2.74）>沙漠&泥漠（2.41）>泥漠&盐漠（2.24）>砾漠&盐漠（2.23）>沙漠&砾漠（2.09）>泥漠&砾漠（0.33）。

3 讨论

传统土壤分类需获取不同位置、不同层位的土壤样品信息，通过加密采样点实现小区域高精度制图，其缺点是耗费大量人力物力。尽管Vasques等[25]认为结合不同深度土壤的光谱特征可提高土壤分类精度，但多数机载光谱传感器只能获取土壤表层光谱信息，所以通过土壤表层光谱特征进行土壤分类研究更为实际。荒漠类型间的反射光谱差异可能受表土理化性质影响[10]，例如，盐漠和沙漠的表层土壤颜色较浅，导致可见光和近红外波段（400~1300 nm）的反射率较高，且盐漠表层土壤含有白色盐结晶，使其反射率高于沙漠。砾漠和泥漠的表层土壤颜色较暗，造成反射率较低，两者区分性较差可能与土壤颜色和环境状况相似有关。尽管有研究比较了质地、含盐量等对荒漠土壤反射光谱的影响[26-27]，但是同一种荒漠类型在不同生境中的光谱特性研究较少。本文总结出不同荒漠类型的反射

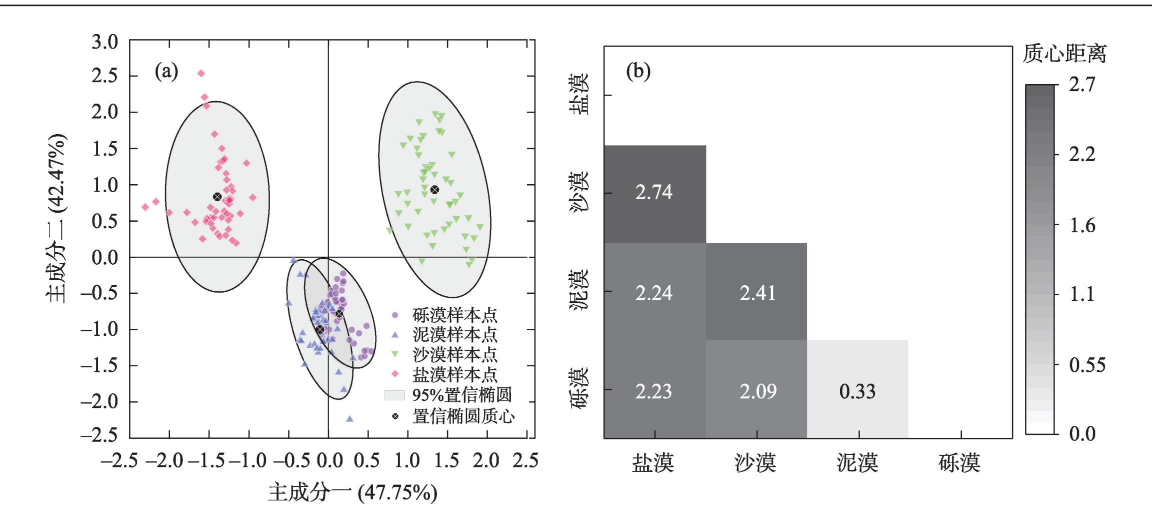


图8 不同荒漠类型主成分得分及95%置信椭圆质心距离矩阵

Fig. 8 Score plot of principal components and 95% confidence ellipse centre-of-mass distance matrix of different deserts

光谱特征,有助于进一步补充用于荒漠分类的具体光谱指标。

不同地区荒漠的反射光谱曲线特征也有一定差异。魏怀东等[28]在河西走廊荒漠光谱研究中认为,当植被盖度<10%时,样地与裸土的光谱曲线几乎重合。已有研究发现,玛曲县极重度沙化高寒草地(植被盖度<10%,属高寒荒漠)在可见光波段的反射率小于0.2,这同本研究中各荒漠类型裸土在可见光波段反射率增长到0.3略有不同,可能与气候条件和土壤成土过程有关[18]。尽管有大量关于典型荒漠植被地物光谱特性[17]和植被盖度对地表反射率影响的研究[28],但缺乏普适性,不同植被覆盖情景下的荒漠分类仍需考虑不同区域的植被和环境特征。

本研究发现,第一主成分中组合系数较高的变量由包络线去除和光谱指数计算得到,分类效果优于第二主成分,其主要受一阶微分变量的影响。主成分一中的变量主要体现可见光信息,可能指示土壤颜色。主成分二中的变量则主要体现近红外信息,表征土壤质地[29]。此外,累积差值在主成分二中的影响小于一阶微分,表明其变量区分效果不足。上述结果证实,在可见光波段提取的特征参量在荒漠分类中的表现较好,尽管Ctr1、GI、GNDVIh2等8种光谱指数在不同荒漠类型间存在显著差异,但其与表土理化性质的关系有待进一步分析。

值得注意的是,由于风力作用和地形因素的影响,仅依靠表土理化性质的荒漠裸土分类也并不完全可靠,风力作用会改变荒漠的地表形态和物质组成。有研究尝试利用高光谱信息反演砾漠中砾石的尺寸,发现各粒径砾石的光谱差异较弱,“同物异谱、同谱异物”现象难以避免[30]。此外,也可能存在将无植被覆盖、光照强烈的沙漠误分类为盐漠的情况[31],所以地物光谱分类应结合实地验证,提高分类准确性。

4 结 论

(1) 盐漠、砾漠、泥漠和沙漠在可见光波段(400~600 nm)的反射率增速明显,反射率总体为盐漠>沙漠>砾漠>泥漠,其中盐漠和沙漠差异明显,砾漠和泥漠十分接近。

(2) 包络线去除和光谱指数分类变量主要影响第一主成分,一阶微分分类变量主要影响二主成分,第一主成分的分类效果优于第一主成分。改进叶绿素吸收指数(MCARI)、土壤调整植被指数(SAVI)、2265 nm处反射率、1790~1810 nm平均反射率等在两个主成分中的综合得分靠前。

(3) 各荒漠类型可分性排序为:沙漠&盐漠>沙漠&泥漠>泥漠&盐漠>砾漠&盐漠>沙漠&砾漠>泥漠&砾漠。沙漠和盐漠采样点置信椭圆距离较远,区分性好,砾漠和泥漠采样点主成分坐标分布距离近,置信椭圆重叠度高,区分性差,这同原始反射光谱曲线反映的直观信息一致。

参考文献(References):

[1] 惠静夷, 孙鹏, 甄石, 等. 浅谈土壤分类对地类认定的借鉴意义[J]. 国土资源, 2015(7): 46-47. [Hui Jingyi, Sun Peng, Zhen Shi, et al.

An introduction to the significance of soil classification for land category identification[J]. Land & Resources, 2015(7): 46−47.]

[2] 吴吉龙, 杨发相, 周杰, 等. 策勒河流域荒漠类型特征研究[J]. 干旱区地理, 2013, 36(5): 803−811. [Wu Jilong, Yang Faxiang, Zhou Jie, et al. Desert types and characteristics in the Qira River Basin [J]. Arid Land Geography, 2013, 36(5): 803−811.]

[3] 李小雨, 贾科利, 魏慧敏, 等. 基于随机森林算法的土壤含盐量预测[J]. 干旱区研究, 2023, 40(8): 1258−1267. [Li Xiaoyu, Jia Keli, Wei Huimin, et al. Prediction of soil salt content based on the random forest algorithm[J]. Arid Zone Research, 2023, 40(8): 1258−1267.]

[4] 夏媛媛, 冯全, 杨森, 等. 基于高光谱遥感的苹果园土壤水分估测研究[J]. 林业机械与木工设备, 2023, 51(4): 24−32. [Xia Yuanyuan, Feng Quan, Yang Sen, et al. Estimation of apple soil moisture based on hyperspectral remote sensing[J]. Forestry Machinery & Woodworking Equipment, 2023, 51(4): 24−32.]

[5] 刘潜, 王梦迪, 郭龙, 等. 基于机载高光谱影像的农田尺度土壤有机碳密度制图[J]. 遥感学报, 2024, 28(1): 293−305. [Liu Qian, Wang Mengdi, Guo Long, et al. Mapping of soil organic carbon density at farmland scale based on airborne hyperspectral images[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2024, 28(1): 293−305.]

[6] 吴艳花, 赵恒谦, 毛继华, 等. 典型铅锌矿区土壤重金属含量高光谱反演模型研究[J]. 光谱学与光分析, 2024, 44(6): 1740−1750. [Wu Yanhua, Zhao Hengqian, Mao Jihua, et al. Study on hyperspectral inversion modeling of soil heavy metals in typical lead-zinc mining areas[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44 (6): 1740−1750.]

[7] 戴昌达. 中国主要土壤光谱反射特性分类与数据处理的初步研究//遥感文选[M]. 北京: 科学出版社, 1981. [Dai Changda. A Preliminary Study on the Classification and Data Processing of Spectral Reflectance Properties of Major Soils in China//Selected Papers on Remote Sensing[M]. Beijing: Science Press, 1981.]

[8] 黄应丰, 刘腾辉. 华南主要土壤类型的光谱特性与土壤分类[J]. 土壤学报, 1995, 48(1): 58−68. [Huang Yingfeng, Liu Tenghui. Spectral characteristics of main types of soils in southern China and soil classification[J]. Acta Pedologica Sinica, 1995, 48(1): 58−68.]

[9] 刘焕军, 张小康, 张新乐, 等. 面向土壤分类的高光谱反射特征参数模型[J]. 遥感学报, 2017, 21(1): 105−114. [Liu Huanjun, Zhang Xiaokang, Zhang Xinle, et al. Hyperspectral reflectance characteristics parameter extraction for soil classification model[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2017, 21(1): 105−114.]

[10] 陈芳, 魏怀东, 周兰萍, 等. 石羊河流域下游民勤县典型荒漠土壤光谱特征分析[J]. 中国农学通报, 2013, 29(5): 183−186. [Chen Fang, Wei Huaidong, Zhou Lanping, et al. Spectral characteristics of typical desert soil in Minqin County[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2013, 29(5): 183−186.]

[11] 刘春晓, 吴静, 李纯斌, 等. 基于MODIS的甘肃省土壤遥感分类[J]. 草原与草坪, 2018, 38(6): 83−88. [Liu Chunxiao, Wu Jing, Li Chunbin, et al. MODIS data-based soil classification and mapping in Gansu Province[J]. Grassland and Turf, 2018, 38(6): 83−88.]

[12] Lu Yanli, Bai Youlu, Yang Liping, et al. Hyper-spectral characteristics and classification of farmland soil in northeast of China[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2015, 14(22): 2521−2528.

[13] Kovacevic Milos, Bajat Branislav, Gajic Bosko. Soil type classification and estimation of soil properties using support vector machines[J]. Geoderma, 2010, 154(3): 340−347.

[14] Pham Binh Thai, Nguyen Manh Duc, Nguyen-Thoi Trung, et al. A novel approach for classification of soils based on laboratory tests using Adaboost, Tree and ANN modeling[J]. Transportation Geotechnics, 2021, 27: 100508.

[15] 刘焕军, 张柏, 张渊智, 等. 基于反射光谱特性的土壤分类研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(3): 624−628. [Liu Huanjun, Zhang Bo, Zhang Yuanzhi, et al. Soil taxonomy on the basis of reflectance spectral characteristics[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008, 28(3): 624−628.]

[16] 刘焕军, 孟祥添, 王翔, 等. 反射光谱特征的土壤分类模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(8): 2481−2485. [Liu Huanjun, Meng Xiangtian, Wang Xiang, et al. Soil classification model based on the characteristics of soil reflectance spectrum[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(8): 2481−2485.]

[17] 曹晓明, 史建康, 冯益明, 等. 几种典型荒漠植物冠层光谱特征比较研究[J]. 西北林学院学报, 2021, 36(1): 45−53. [Cao Xiaoming, Shi Jiankang, Feng Yiming, et al. Comparative study on canopy spectral characteristics of several typical desert plants[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2021, 36(1): 45−53.]

[18] 陈政融, 杨雪梅, 唐进年, 等. 黄河源区玛曲县不同沙化程度高寒草地光谱特征分析[J]. 草业科学, 2023, 40(11): 2751−2762. [Chen Zhengrong, Yang Xuemei, Tang Jinnian, et al. Spectral characteristics of alpine grassland with different degrees of desertification in Maqu County, the source region of the Yellow River[J]. Pratacultural Science, 2023, 40(11): 2751−2762.]

[19] 何挺, 王静, 林宗坚, 等. 土壤有机质光谱特征研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2006, 31(11): 975−979. [He Ting, Wang Jing, Lin Zongjian, et al. Spectral features of soil organic matter[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31 (11): 975−979.]

[20] 李丹, 彭智平, 韩留生, 等. 基于土壤反射光谱特性的广东省稻田土壤快速分类[J]. 热带地理, 2015, 35(1): 29−34. [Li Dan, Peng Zhiping, Han Liusheng, et al. Rapid soil classification of paddy field in Guangdong Province based on visible and near infrared reflectance spectra[J]. Tropical Geography, 2015, 35(1): 29−34.]

[21] 杨芳, 陈冬花, 李虎, 等. 新疆博州典型荒漠植被光谱反射特征分析[J]. 遥感信息, 2016, 31(3): 88−93. [Yang Fang, Chen Donghua, Li Hu, et al. Analysis on spectral reflectance characteristics of typical desert vegetation in Bozhou of Xinjiang[J]. Remote Sensing Information, 2016, 31(3): 88−93.]

[22] 王志杰, 柳书俊, 彭海兰, 等. 基于包络线去除法的贵州省常见树种高光谱特征分析[J]. 山地农业生物学报, 2020, 39(5): 15−22. [Wang Zhijie, Liu Shujun, Peng Hailan, et al. Analysis of hyperspectral characteristics of common tree species in Guizhou Province based on envelope removal method[J]. Journal of Mountain Agriculture and Biology, 2020, 39(5): 15−22.]

[23] 李喆, 郭旭东, 古春, 等. 高光谱吸收特征参数反演草地光合有

效辐射吸收率[J]. 遥感学报, 2016, 20(2): 290−302. [Li Zhe, Guo Xudong, Gu Chun, et al. Application of spectral absorption characteristic parameters inversing FAPAR in natural grassland[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2016, 20(2): 290−302.]

[24] 单姝瑶. 祁连山国家公园生态承载力的评估与预测[D]. 兰州: 兰州大学, 2024. [Shan Shuyao. Assessment and Prediction of Ecological Carrying Capacity in Qilian Mountain National Park [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2024.]

[25] Vasques G M, Dematte J A M, Viscarra Rossel, et al. Soil classification using visible/near-infrared diffuse reflectance spectra from multiple depths[J]. Geoderma, 2014, 223: 73−78.

[26] 王一谋, 高鹏恂. 河西走廊沙漠反射光谱分析[J]. 中国沙漠, 1984, 4(2): 33−38. [Wang Yimou, Gao Pengxun. The analysis of reflective spectrum of desert in Hexi Corridor[J]. Journal of Desert Research, 1984, 4(2): 33−38.]

[27] 秦忠, 郭凯. 亚马雷克沙漠沙丘不同部位沙粒粒度及光谱特性研究[J]. 内蒙古水利, 2015(1): 18−19. [Qin Zhong, Guo Kai. Study on grain size and spectral characteristics of sand particles in different parts of Amarek Desert dunes[J]. Inner Mongolia Water Resources, 2015(1): 18−19.]

[28] 魏怀东, 李亚, 张勃, 等. 甘肃河西地区荒漠化土地光谱特征研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(11): 3508−3513. [Wei Huaidong, Li Ya, Zhang Bo, et al. Spectral characteristics of desertification land in Gansu Hexi Corridor[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(11): 3508−3513.]

[29] 曾庆猛, 孙宇瑞, 严红兵. 土壤质地分类的近红外光谱分析方法研究[J].光谱学与光谱分析, 2009, 29(7): 1759−1763. [Zeng Qingmeng, Sun Yurui, Yan Hongbing. NIR spectral analysis for soil textural classification[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(7): 1759−1763.]

[30] 曹晓阳, 穆悦, 曹晓明, 等. 基于高光谱数据的戈壁地表砾石粒径反演研究[J]. 干旱区地理, 2017, 40(2): 397−404. [Cao Xiaoyang, Mu Yue, Cao Xiaoming, et al. Grain size retrieving of Gobi surface based on hyperspectral data[J]. Arid Land Geography, 2017, 40(2): 397−404.]

[31] Alavipanah S K, Damavandi A, Mirzaei Saham, et al. Remote sensing application in evaluation of soil characteristics in desert areas [J]. Natural Environment Change, 2016, 2(1): 1−24.

Class separability evaluation of desert types based on the hyperspectral reflectance characteristics

LIU Zhifei[1], YANG Xuemei[2,3], WANG Jingrui[3,4], HUANG Kepan[1], XU Haojie[1,5]

(1. State Key Laboratory of Herbage Improvement and Grassland Agro-ecosystems, Key Laboratory of Grassland Livestock Industry Innovation, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Engineering Research Center of Grassland Industry, Ministry of Education, School of Pastoral Agriculture Science and Technology, Lanzhou University, Lanzhou 730020, Gansu, China; 2. Tourism School, Lanzhou University of Arts and Science, Lanzhou 730010, Gansu, China; 3. Gansu Desert Control Research Institute, Lanzhou 730070, Gansu, China; 4. School of Resources and Environment, Lanzhou University, Lanzhou 730000, Gansu, China; 5. Center for Remote Sensing of Ecological Environments in Cold and Arid Regions, Lanzhou University, Lanzhou 730000, Gansu, China)

Abstract: Few studies have used the characteristic variables extracted from the details of the hyperspectral reflectance curves of bare soil to evaluate the separability of various desert types. In this study, salt desert, gravel desert, mud desert, and desert in the lower reaches of the Shiyang River were used as the research objects, and cumulative difference, first-order differentiation, continuum removal, vegetation index calculation and principal component analysis were used to identify the hyperspectral reflectance features of various desert types, extract the key categorical variables, and quantify the degree of differentiation of various desert types. The results showed that (1) the absorption valleys at 446−600 nm and 2150−2285 nm differed significantly among the desert types. (2) the Carter index 1, Greenness Index, and Green NDVI hyper 2 differed significantly among the desert types. (3) The Modified Chlorophyll Absorption Ratio Index, Soil Adjusted Vegetation Index, and 2265 nm and 1790−1810 nm reflectance had larger weight values in constructing the principal component indexes; and (4) the differentiation index of each desert type: desert & salty desert>desert & muddy desert>muddy & salty desert>gravelly & salty desert>desert & gravelly desert>mud & gravelly desert. These findings provide ground verification and data support for the remote sensing monitoring of deserts in the northwest Arid Zone.

Keywords: desert soil; hyperspectral feature band; feature extraction; principal component analysis; class separability